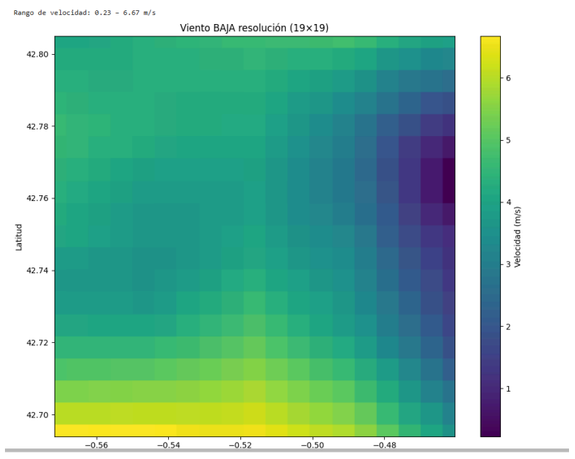
PREDICCIÓN DE VIENTO A MUY ALTA RESOLUCIÓN COMBINANDO NWP Y DEEP LEARNING

K. ABU-SHAMS, P. ORIA (*)

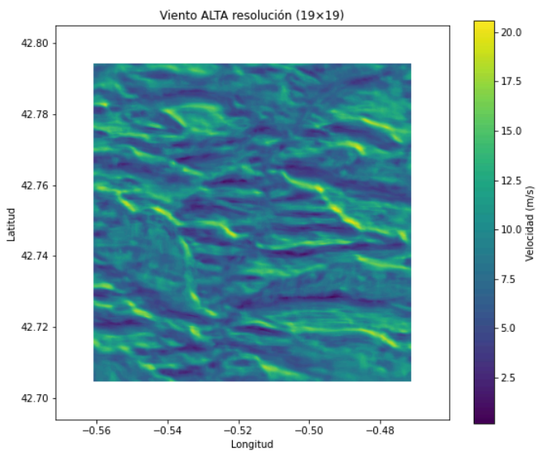
DPTO. REDUCCIÓN RIESGO DE DESASTRES, TESICNOR

INTRODUCCIÓN

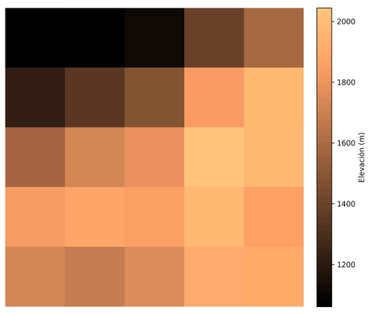
El viento en superficie es una variable clave en múltiples aplicaciones meteorológicas, pero los modelos numéricos operativos suelen tener una resolución espacial insuficiente para representar la interacción del viento y el relieve, especialmente en zonas de orografía compleja. Estos efectos locales pueden modificar significativamente la intensidad y dirección del viento. Por ello, es necesario aplicar técnicas de aumento de resolución que permitan obtener campos de viento más realistas. En este trabajo se explora un enfoque de *downscaling* basado en ***Deep learning*** e inspirado en el método Wind-Topo.



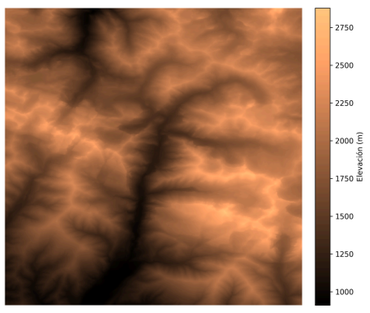
a) Viento antes del modelo (reescalado)



b) Viento después del modelo



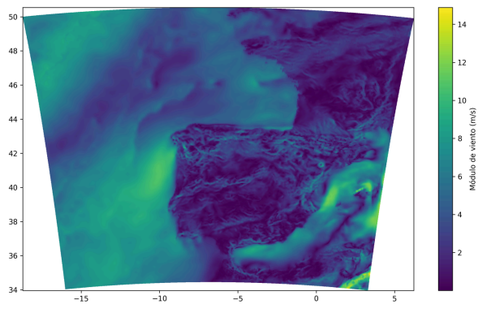
c) Topografía del WRF



d) Topografía del DEM

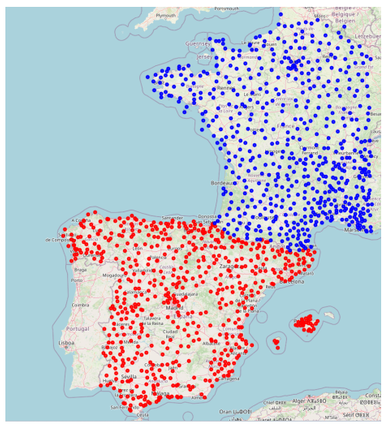
FUENTES DE DATOS

WRF



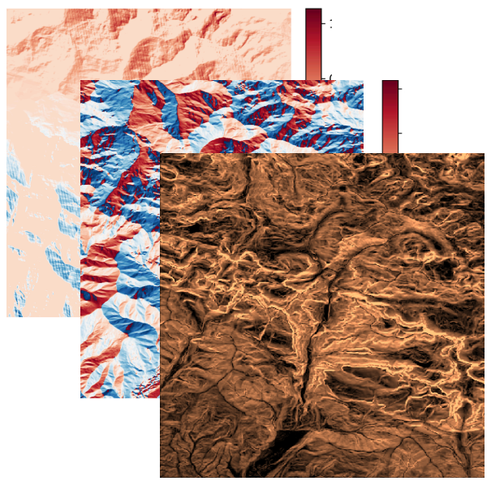
e) Ejemplo de salida del WRF

ESTACIONES METEOROLÓGICAS



f) Estaciones meteorológicas usadas

DESCRIPTORES TOPOGRÁFICOS

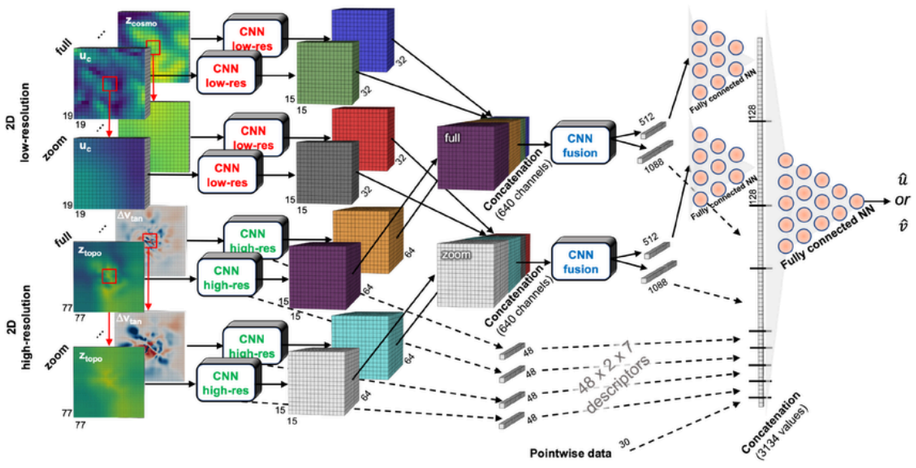


g) Descriptores topográficos calculados desde la topografía: En orden de abajo a arriba: Pendiente, Orientación y Exposición

Se emplean como entrada campos ***NWP*** de viento del modelo WRF ejecutado a 0.05° sobre España y Francia, junto con variables atmosféricas adicionales (como la energía potencial convectiva disponible). Para la validación se utiliza el viento en superficie medido en 1.057 estaciones (600 de AEMET y 457 de MeteoFrance). La información topográfica de alta resolución (50 m - DEM CLMS) se incorpora mediante teselas de 21 km centradas en cada estación, a partir de las cuales se calculan descriptores como la pendiente, aspecto y exposición.

MODELO

Basado en Redes Neuronales Convolucionales (CNN), el modelo Wind-Topo sigue un enfoque 2D-to-point diseñado para capturar complejos patrones espacio-temporales. La red recibe como entrada parches bidimensionales centrados en la estación y produce una predicción puntual, lo que permite aprender la influencia del entorno topográfico local y resolver efectos orográficos subescalares que limitan a los modelos numéricos tradicionales.



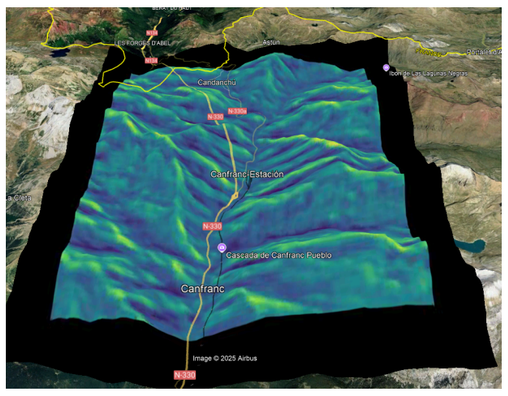
h) Arquitectura de red

RESULTADOS

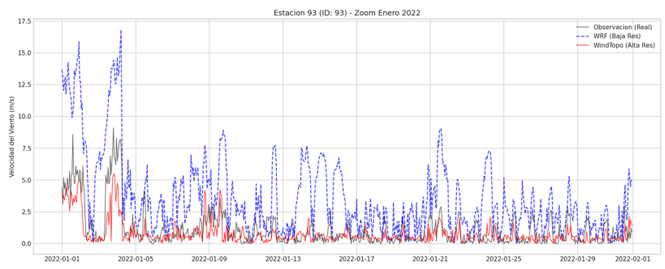
El rendimiento del modelo se evalúa considerando tanto la generalización temporal de las predicciones en tiempos no vistos (~5 millones de muestras) como su capacidad de generalización espacial a estaciones no vistas durante el entrenamiento (~4.3 millones de muestras). Los resultados se contrastan con las observaciones y con las salidas originales del modelo WRF.

-Generalización temporal: **Mejora del 92.09% en MSE,** bajó de 11.0140 a 0.8713

-Generalización espacial: **Mejora del 72.53% en MSE,** bajó de 12.9914 a 3.5686



i) Campo de viento 3D generado por el modelo



j) Comparación del viento previsto a alta y baja resolución y datos observados en una estación.

CONCLUSIONES

Este trabajo demuestra que la aplicación del aprendizaje profundo permite superar las limitaciones de los modelos físicos tradicionales en terreno complejo. El modelo implementado logra generar patrones físicamente coherentes con la orografía que capturan con precisión fenómenos locales, abriendo la puerta a aplicaciones críticas como la optimización de la producción eólica, el desarrollo de gemelos digitales y la simulación de la propagación de incendios forestales.

(*)email: peiooria@gmail.com